第28卷 第1期　　工 程 数 学 学 报　　Vol. 28 No. 1
2011年02月　　CHINESE JOURNAL OF ENGINEERING MATHEMATICS　　Feb. 2011

文章编号:1005-3085(2011)01-0021-07

推广的DCC模型及其在中国股市的应用*

张　青，程希骏，陈　功
(中国科学技术大学统计与金融系，合肥 230026)

摘　要: DCC (dynamic conditional correlation) 模型能够简洁地刻画投资组合中资产相关性的动态结构．本文通过引入正态Copula函数，使用灵活的边缘分布来取代DCC模型中的正态假设，将DCC模型推广到边缘分布可为任意的一般形式．最后我们利用推广后的DCC模型对我国的股市进行了实证研究．

关键词: DCC模型；Copula；VaR
分类号: **AMS**(2000) 90A09　　**中图分类号**: F830.9　　**文献标识码**: A

1　引言

VaR是一种较好的度量金融市场风险的方法．在VaR的衡量对象是单个资产即单变量模型时，计算VaR的方法大体上分为：历史模拟法、Monte Carlo方法、解析方法和一些半参数的方法．Engel和Manganelli曾对一般单变量模型各自的优缺点作出了比较详细的介绍[1-3]．

VaR的衡量对象可以是单个资产也可以是投资组合，关于投资组合的多变量模型要比单个资产的模型复杂，因为其中要涉及到对资产相关性的衡量．多变量模型中的第一种是多维GARCH模型，比如Bollerslev的CCC模型[4]，Engle和Kroner的BEKK模型[5]等等．Engle在这些模型的基础上提出了DCC (dynamic conditional correlation) 模型[6,7]，并进一步衍生出ADCC、GDCC、BDCC等一系列模型[8]．陈功等[9]对基于CAViaR的DCC模型进行了讨论．多变量模型的另一种则是针对传统参数法关于资产收益的正态假设与实际金融数据高峰厚尾的特征不符的问题，使用Copula技术，通过将随机变量的边缘分布与联合分布连接起来，而不要求边缘分布具有相同的分布形式，从而可以灵活构造多元分布，消除资产收益的正态假设与实际不符的问题，如吴振翔等[10]使用Copula-GARCH模型分析了我国股市投资组合的风险．

本文的目的是通过引入正态Copula函数，使用灵活的边缘分布来取代DCC模型中的正态假设，将DCC模型推广到一般形式．本文首先简单介绍DCC模型和Copula函数的主要内容．然后通过引入正态Copula函数，将DCC模型扩展到边缘分布可为任意的一般形式．最后我们利用推广后的DCC模型对我国的股市进行实证研究．

2　模型介绍

2.1　DCC简介

收稿日期: 2009-05-08.　**作者简介**: 张青 (1987年5月生)，男，硕士．研究方向：金融工程与应用数学．
***基金项目**: 中国科学院知识创新工程重要方向项目 (KJCX3-SYW-S02)．

DCC模型主要是用来对相关系数的动态关系进行刻画. 由于我们的模型是对DCC模型的进一步推广，故我们先介绍一下DCC模型的基本内容[6,7]，它的表述如下

$$
\begin{aligned}
&\mathbf{r}_t|\Omega_{t-1} \sim N(0,\mathbf{H}_t), \quad \mathbf{H}_t = \mathbf{D}_t\mathbf{R}_t\mathbf{D}_t,\\
&\sigma_{i,t}^2 = \alpha_i + \beta_{i1}r_{i,t-1}^2 + \beta_{i2}\sigma_{i,t-1}^2,\\
&\mathbf{D}_t = \mathrm{diag}(\sigma_{1,t},\sigma_{2,t},\cdots,\sigma_{n,t}),\\
&\varepsilon_{i,t} = r_{i,t}/\sigma_{i,t},\\
&q_{ij,t} = \overline{\rho_{ij}} + a(\varepsilon_{i,t-1}\varepsilon_{j,t-1} - \overline{\rho_{ij}}\,) + b(q_{ij,t-1} - \overline{\rho_{ij}}\,),\\
&\rho_{ij,t} = q_{ij,t}/(\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}\,),\\
&\mathbf{Q}_t = (q_{ij,t}),\\
&\mathbf{R}_t = \mathrm{diag}\big(1/\sqrt{q_{11,t}}\,,1/\sqrt{q_{22,t}}\,,\cdots,1/\sqrt{q_{nn,t}}\,\big)\mathbf{Q}_t\mathrm{diag}\big(1/\sqrt{q_{11,t}}\,,1/\sqrt{q_{22,t}}\,,\cdots,1/\sqrt{q_{nn,t}}\,\big),
\end{aligned}
$$

其中Ω_{t-1}为至$t-1$时期所有可能获取的信息集合，$\mathbf{r}_t = (r_{1,t},r_{2,t},\cdots,r_{n,t})^T$为$n$个资产$t$时期的对数收益率向量，它服从具有时变方差的多元正态分布. $\sigma_{i,t}^2$为$r_{i,t}$的方差，假设其服从GARCH(1,1)过程，α_i, β_{i1}, β_{i2}为其中的待估参数. $\mathrm{diag}(\sigma_{1,t},\sigma_{2,t},\cdots,\sigma_{n,t})$为以$\sigma_{i,t}$为对角线上元素的对角阵. $\overline{\rho_{ij}}$为根据$\varepsilon_{i,t} = r_{i,t}/\sigma_{i,t}$，即标准化$r_{i,t}$所计算出的无条件相关系数，可以看成一个长期的均衡值. $\mathbf{R}_t$为r_t的动态条件相关系数矩阵. 注意到$\mathbf{R}_t$同时也是ε_t的协方差阵. 因此对$\mathbf{R}_t$的时变结构刻画也使用一个GARCH(1,1)过程来描述. a, b为待估参数.

模型的估计采用极大似然估计，$\mathbf{r}_t$的平均对数似然函数可以写成

$$
\begin{aligned}
L &= -\frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T}\big(n\ln(2\pi) + \ln|\mathbf{H}_t| + \mathbf{r}_t^T\mathbf{H}_t^{-1}\mathbf{r}_t\big)\\
&= -\frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T}\big(n\ln(2\pi) + 2\ln|\mathbf{D}_t| + \mathbf{r}_t^T\mathbf{D}_t^{-2}\mathbf{r}_t - \varepsilon_t^T\varepsilon_t + \ln|\mathbf{R}_t| + \varepsilon_t^T\mathbf{R}_t^{-1}\varepsilon_t\big)\\
&= -\frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T}\big(n\ln(2\pi) + 2\ln|\mathbf{D}_t| + \mathbf{r}_t^T\mathbf{D}_t^{-2}\mathbf{r}_t\big)\\
&\quad -\frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T}\big(\ln|\mathbf{R}_t| + \varepsilon_t^T\mathbf{R}_t^{-1}\varepsilon_t\big) + \frac{1}{2T}\sum_{t=1}^{T}\varepsilon_t^T\varepsilon_t.
\end{aligned} \tag{1}
$$

观察这个似然函数，不难发现(1)式的第一部分其实就是边缘GARCH过程的似然函数之和. 鉴于此点Engle建议了一种两阶段的估计方法. 第一步，根据(1)式的第一部分，在单变量GARCH模型下分别估计每个资产的方差参数，计算出方差；第二步，根据(1)式的第二部分，利用标准化后的收益率序列ε_t来估计相关系数参数，进而最终得出动态的相关系数. 最后在该模型下的VaR计算则可以根据正态分布的分位数水平相应计算.

2.2 Copula简介

Copula函数可以用来将随机变量的边缘分布与联合分布连接起来，而不要求边缘分布具有相同的分布形式，从而可以灵活构造实用的多元分布. 下面的Sklar定理是Copula理论中的重要结论[10].

Sklar 定理　设 $x_i\,(i=1,2,\cdots,n)$ 为随机变量，其联合概率分布为 $F\,(x_1,x_2,\cdots,x_n)$，则存在一个 n 维 Copula 函数 C，使得

$$F\,(x_1,x_2,\cdots,x_n)=C\big(F_1(x_1),F_2(x_2),\cdots,F_n(x_n)\big),$$

$$C\,(\mu_1,\mu_2,\cdots,\mu_n)=F\big(F_1^{-1}(\mu_1),F_2^{-1}(\mu_2),\cdots,F_n^{-1}(\mu_n)\big),$$

其中 $F_i\,(i=1,2,\cdots,n)$ 为随机变量对应的边缘分布，F_i^{-1} 为 F_i 的反函数．并且如果边缘分布是连续型的，此 Copula 函数唯一．

那么，我们不难得到如下的正态 Copula 以及相应的密度函数

$$\mathbf{C}_{\mathbf{R}}^{\mathrm{Normal}}(u_1,u_2,\cdots,u_n)=\Phi_{R,n}\big(\Phi^{-1}(u_1),\Phi^{-1}(u_2),\cdots,\Phi^{-1}(u_n)\big),$$

$$\mathbf{C}_{\mathbf{R}}^{\mathrm{Normal}}(u_1,u_2,\cdots,u_n;\mathbf{R})=|\mathbf{R}|^{-\frac{1}{2}}\exp\Big\{-\frac{1}{2}\varepsilon^T\mathbf{R}^{-1}\varepsilon-\frac{1}{2}\varepsilon^T\varepsilon\Big\},$$

其中

$$\varepsilon=(\varepsilon_1,\varepsilon_2,\cdots,\varepsilon_n)^T=\big(\Phi^{-1}(u_1),\Phi^{-1}(u_2),\cdots,\Phi^{-1}(u_n)\big)^T,$$

$\Phi_{R,n}$ 为协方差矩阵为 $\mathbf{R}$ 的 n 维正态分布函数，Φ^{-1} 为标准正态分布函数的反函数[10]．

2.3　推广的DCC模型

通过引入 Copula 函数，我们将 DCC 模型视为一种正态 Copula 模型．模型中的边缘分布为单变量正态 GARCH 模型，再对边缘分布使用参数为 $\mathbf{R}_t$ 的正 Copula 进行连接．

具体地，如果记

$$\mathbf{u}_t=\big(u_{1,t},u_{2,t},\cdots,u_{n,t}\big)^T=\big(\Phi_{\sigma_{1,t}}(r_{1,t}),\Phi_{\sigma_{2,t}}(r_{2,t}),\cdots,\Phi_{\sigma_{n,t}}(r_{n,t})\big)^T,$$

其中 $\Phi_{\sigma_{i,t}}$ 为标准差为 $\sigma_{i,t}$ 的正态分布函数．那么 $\mathbf{r}_t$ 的联合分布函数可以写成下式

$$F(\mathbf{r}_t)=\mathbf{C}_{\mathbf{R}_t}^{\mathrm{Normal}}(u_{1,t},u_{2,t},\cdots,u_{n,t}).$$

在模型描述 Copula 参数 $\mathbf{R}_t$ 的部分，注意到标准化残差 $\varepsilon_{i,t}=r_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 可以写成 $\Phi^{-1}(u_{i,t})$，并且 $\varepsilon_t\sim N_n(0,\mathbf{R}_t)$．而对 (1) 式进行分析可以发现，(1) 式就是利用 Copula 对数似然函数的一个分解．前一部分是单变量的似然函数，后一部分恰好就是正态 Copula 的对数密度函数 $\ln(\mathbf{C}_{\mathbf{R}_t}^{\mathrm{Normal}}(u_{1,t},u_{2,t},\cdots,u_{n,t};\mathbf{R}_t))$．

根据上面的分析，现在我们可以对 DCC 模型进行扩展，将其推广到一般形式，则得推广后的 DCC 模型

$$\begin{aligned}
&F(\mathbf{r}_t)|\Omega_{t-1}=\mathbf{C}_{\mathbf{R}_t}^{\mathrm{Normal}}\big(F_{1,t}(r_{1,t}),F_{2,t}(r_{2,t}),\cdots,F_{n,t}(r_{n,t})\big),\\
&r_{i,t}=\mu_i+\nu_{i,t}\sigma_{i,t},\quad \nu_{i,t}\sim F_i,\\
&\sigma_{i,t}^2=\alpha_i+\beta_{i1}r_{i,t-1}^2+\beta_{i2}\sigma_{i,t-1}^2,\\
&\varepsilon_{i,t}=\Phi^{-1}\big(F_i(r_{i,t})\big),\\
&\varepsilon_t\sim N_n(0,\mathbf{R}_t),\\
&q_{ij,t}=\overline{\rho_{ij}}+a(\varepsilon_{i,t-1}\varepsilon_{j,t-1}-\overline{\rho_{ij}}\,)+b(q_{ij,t-1}-\overline{\rho_{ij}}\,),\\
&\rho_{ij,t}=q_{ij,t}/(\sqrt{q_{ii,t}q_{jj,t}}\,),\\
&\mathbf{Q}_t=(q_{ij,t}),\\
&\mathbf{R}_t=\mathrm{diag}\big(1/\sqrt{q_{11,t}},1/\sqrt{q_{22,t}},\cdots,1/\sqrt{q_{nn,t}}\,\big)\mathbf{Q}_t\mathrm{diag}\big(1/\sqrt{q_{11,t}},1/\sqrt{q_{22,t}},\cdots,1/\sqrt{q_{nn,t}}\,\big),
\end{aligned}$$

在推广后的DCC模型中，我们仍然使用GARCH模型来描述单个资产方差的波动，但是不再假设其扰动项为正态分布，而是可以服从任意的分布F_i. 然后再用一个参数为$\mathbf{R}_t$的正态Copula函数来连接边缘分布. 对于$\mathbf{R}_t$的描述部分我们不能再用$r_{i,t}/\sigma_{i,t}$来描述，因为$\mathbf{R}_t$现在实质上是$\Phi^{-1}(F_i(r_{i,t}))$的协方差矩阵. 因此我们用变换后的数据$\Phi^{-1}(F_i(r_{i,t}))$来代替标准化残差，DCC模型描述动态相关性的结构得到继续保持. 而对动态相关性的描述也是我们的模型与普通的Copula-GARCH模型的区别所在. 通过上述定义，推广后的DCC模型将DCC模型扩展到边缘分布为任意的情况，从而极大地增加了模型的灵活性.

在下面的实证研究中，我们将边缘分布设定为t分布和广义误差分布(Generalized error distribution，以下简称GED)进行研究. 模型的估计可以采用Copula模型中常用的两步估计法，即先估计边缘分布，再估计Copula函数.

2.4 VaR的模拟计算

在推广的DCC模型中，投资组合已非多元正态分布，VaR的解析式不容易直接求出. 但是我们可以通过Monte Carlo方法进行确定. 对于t时刻的VaR，可以如下计算：

第一步 生成协方差阵为$\mathbf{R}_t$的正态分布随机变量$\varepsilon_t=(\varepsilon_{1,t},\varepsilon_{2,t},\cdots,\varepsilon_{n,t})$;

第二步 计算$\mathbf{r}_t=(F_1^{-1}(\Phi(\varepsilon_{1,t})),F_2^{-1}(\Phi(\varepsilon_{2,t})),\cdots,F_n^{-1}(\Phi(\varepsilon_{n,t})))$，其中$F_i$为边缘分布函数，$\Phi$为标准正态分布函数;

第三步 重复上述步骤若干次，计算投资组合的经验VaR.

2.5 相关检验方法

1) 似然比(失败率)检验

在原假设: $p=p_0$成立的条件下，我们有$2\ln(\widehat{p}^N(1-\widehat{p})^{T-N}/p_0^N(1-p_0^N))\sim\chi^2(1)$，其中$T$为样本量，$N$为当日损失大于VaR这一极端事件发生的次数，$\widehat{p}=N/T$为发生率.

2) DQ检验

定义$\mathrm{Hit}_{\theta t}=I(y_t<-\mathrm{VaR}_t)-\theta$，那么我们知道Hit序列的期望应该是零，并且是互不相关的，但是如果直接检验Hit序列的相关性，其意义并不如想象之中的明显. 为此，Engle建议了一种新的DQ检验，用于检验Hit系列的序列无关和无偏性. 该检验通过Hit对应该与其无关的变量，如滞后项、当期VaR等的一个OLS回归来进行. 可以表达为下式

$$\mathrm{Hit}_t=\delta_0+\sum_{i=1}^{k}\delta_i\mathrm{Hit}_{t-i}+\delta_{k+1}\mathrm{VaR}_t+u_t,$$
$$P(\mu_t=-\theta)=1-\theta,\quad P(\mu_t=1-\theta)=\theta.$$

如果Hit序列具有序列无关和无偏性，那么就应该有$\delta=0$. 在原假设$H_0:\delta=0$成立的条件下，DQ统计量$\frac{\widehat{\mathrm{Hit}}'\widehat{\mathrm{Hit}}}{\theta(1-\theta)}$渐进服从于$\chi^2(k+2)$分布. 本文中取$k=5$进行检验.

3) RQ值

由于VaR本质上是一种分位数，我们根据分位数回归(Regression quantiles)的思想，定义

$$\mathrm{RQ}=\sum_{r_t>-\mathrm{VaR}_t}(r_t+\mathrm{VaR}_t)\theta+\sum_{r_t<-\mathrm{VaR}_t}(-r_t-\mathrm{VaR}_t)(1-\theta).$$

RQ值可以为我们提供衡量模型优劣的一个标准. RQ值越小，则拟合效果越好.

3 模型的实证应用

我们选取了2005年6月14日至2009年9月1日之间的上证综合指数和深证成分指数的收盘

价数据 p_t 进行研究，收益率序列定义为 $r_t = (\ln p_t - \ln p_{t-1})$．共计1030个数据，所有数据来自 Wind 资讯金融终端．数值计算使用 Matlab 7.1 和 Eviews 6.0．

表1给出了两市收益率序列的简单统计描述．我们不难看出，金融数据表现出高峰厚尾的特性，用正态分布来描述显然是不合适的．

表1:　数据的描述性统计量

样本	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 统计量
上证综合	0.000872	0.021063	-0.448784	5.271442	256.0012
深证成指	0.001275	0.023025	-0.453557	4.702031	159.6399

因此，我们用 t 分布和GED分布来取代正态假设，分别对边缘分布进行建模．t 分布和GED分布都具有厚尾的特性，可以更好地反映金融数据的特点．表2给出了估计的结果，t 分布的自由度和GED分布的参数都落在合理的区间内．我们根据估计出的边缘分布，进而得到转化后的数据 $\Phi^{-1}(F_i(r_{i,t}))$，利用转化后的数据，就可以进一步对动态相关性部分的参数进行估计．表3给出了估计的结果．

表2:　边缘分布的参数估计

样本	模型	μ	α	β_1	β_2	ν	对数似然比
上证综合	t	0.002486 (0.0000)	3.09E-06 (0.1029)	0.078189 (0.0000)	0.921793 (0.0000)	5.456031 (0.0000)	2642.033
	GED	0.002369 (0.0000)	2.58E-06 (0.1526)	0.075350 (0.0000)	0.923891 (0.0000)	1.281414 (0.0000)	2644.413
深证成指	t	0.002363 (0.0000)	3.58E-06 (0.1132)	0.072620 (0.0000)	0.925762 (0.0000)	7.029666 (0.0000)	2530.171
	GED	0.002353 (0.0000)	3.36E-06 (0.1173)	0.068685 (0.0000)	0.928840 (0.0000)	1.413041 (0.0000)	2531.072

注：其中 ν 表示 t 分布的自由度或GED分布的参数；括号内为对应的 P 值．

表3:　动态相关性的参数估计

模型	a	b
t-DCC	-0.1878	0.9450
GED-DCC	-0.5431	0.9200

为了研究模型在预测 VaR 度量上的表现，我们构造了一个两资产等权投资组合，即上证和深证指数各占50%．然后我们利用随机模拟的方法，对每天的资产组合进行5000次模拟，计算出其置信水平为95%和99%的经验 VaR 值．作为对比，我们也使用普通的DCC模型对投资组合的 VaR 进行了估计．最后计算出的相关检验结果见表4．

在99%的置信水平下，理论上的极端值的发生率应该为1%．普通的正态DCC模型发生率1.63%明显过高，没有能通过似然比检验．并且其DQ值对应的P值为0.0416，在0.05的检验水平下拒绝了 Hit 序列为无偏且互不相关的原假设．这都说明了普通DCC模型采用正态假

设，可能会低估市场风险．而 t-DCC 和 GED-DCC 均通过了检验，并且其 RQ 值小于普通正态 DCC 模型，表明其估计的 VaR 更接近样本的真实 VaR．在 95% 的置信水平下，t-DCC 模型的发生率偏高，似然比检验只在 0.01 水平下显著．而 GED-DCC 和正态 DCC 表现较好，通过了各项检验．而总体上来看，使用厚尾的 t-DCC 和 GED-DCC 模型，对于高水平的风险预测可以进行较好的控制．而和很多类似的研究一样，正态分布的普通 DCC 模型可以较好地描述 95% 置信水平的 VaR 值．

表 4: VaR 估计的相关检验

模型	置信水平	RQ 值	发生率	DQ 值
t-DCC	95%	351.46	6.01% (0.0427)	7.5745 (0.3716)
	99%	105.72	0.94% (0.7699)	0.9701 (0.9953)
GED-DCC	95%	349.89	5.37% (0.4502)	4.0495 (0.7741)
	99%	104.99	0.89% (0.6011)	1.0742 (0.9935)
DCC	95%	351.27	5.32% (0.5122)	4.4377 (0.7282)
	99%	107.12	1.63% (0.0094)	14.5896 (0.0416)

另一方面为了对不同时段资产的边缘分布作出比较，我们选取 1997 年 1 月 2 日至 2005 年 6 月 13 日之间的上证综合指数和深证成分指数 (共 2030 个数据) 类似进行估计，可以得到以下结果，见表 5 和表 6．与我们上面用 2005 年 6 月 14 日至 2009 年 9 月 1 日之间的数据做的估计做比较，我们可以发现：2005 年 6 月份之后的市场边缘分布 (t 分布及 GED 分布) 的自由度比 2005 年之前的市场边缘分布的自由度大，其中尤其以 t 分布更加的明显，这说明市场越来越“正态”，越来越成熟．

4 结论

对投资组合资产相关性的衡量是金融市场风险管理中一个很重要的问题，DCC 模型可以对资产相关系数的动态关系进行有效地刻画．本文通过引入正态 Copula 函数，使用灵活的边缘分布来取代 DCC 模型中的正态假设，将 DCC 模型推广到一般形式．在此基础上构建了 t-DCC 和 GED-DCC 模型，并对中国股市进行了实证研究，结果表明这两个模型可以更好地度量尾部风险．

表 5: 2005 年之前数据的描述性统计量

样本	均值	标准差	偏度	峰度	J-B 统计量
上证综合	0.0000911	0.0154	0.0479	8.9707	3015.0380
深证成指	-0.0001	0.0166	-0.2432	8.7464	2813.0710

表6: 2005年之前的边缘分布参数估计

样本	模型	μ	α	β_1	β_2	ν	对数似然比
上证综合	t	-0.0114 (0.0248)	0.1042 (0.0265)	0.1349 (0.0221)	0.8295 (0.0244)	4.5821 (0.4732)	-3444.104
	GED	-0.0021 (0.0230)	0.0990 (0.0259)	0.1370 (0.0217)	0.8256 (0.0251)	1.1842 (0.0389)	-3453.433
深证成指	t	-0.0122 (0.0263)	0.1052 (0.0261)	0.1480 (0.0226)	0.8200 (0.0230)	5.2389 (0.5670)	-3564.348
	GED	0.0021 (0.0251)	0.0832 (0.0196)	0.1304 (0.0157)	0.8425 (0.0143)	1.2461 (0.0433)	-3575.513

参考文献：

[1] Manganelli S. Value at risk models in finance[R]. Working Paper No.75, European Central Bank, 2001

[2] 薛宏刚等. 金融风险管理的VaR方法及实证分析[J]. 工程数学学报，2004, 21(6): 941-946
Xue H G, *et al.* VaR method and it's empirical research in financial risk management[J]. Chinese Journal of Engineering Mathematics, 2004, 21(6): 941-946

[3] Andrey R. Dynamic value-at-risk[R]. Working Paper, 2002: 1-20

[4] Bollerslve T. Modeling the coherence in short-run nominal exchange rates: a multivariate generalized ARCH model[J]. Review of Economics and Statistics, 1990, (72): 498-505

[5] Engle R F, Kroner K. Multivariate simultaneous GARCH[J]. Econometric Theory, 1995, (11): 122-150

[6] Engel R F. Dynamic conditional correlation-a simple class of multi-variate GARCH models[J]. Journal of Business and Economic Statistics, 2002, 20: 339-350

[7] Engel R F. Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of the UK nation[J]. Econometrica, 1982, 50: 987-1008

[8] Cappiello L, Engle R F, Sheppard K. Asymmetric dynamics in the correlation of global equity and bond returns[R]. Working Paper, No.204, European Central Bank, 2003

[9] 陈功，程希骏，马利军. 基于CAViaR的DCC模型及其对中国股市的实证研究[J]. 数学的实践与认识，2009, 39(4): 75-81
Chen G, Cheng X J, Ma L J. DCC model based on CAViaR and its empirical study on chinese stock markets[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2009, 39(4): 75-81

[10] 吴振翔等. 基于Copula-GARCH的投资组合风险分析[J]. 系统工程理论与实践，2006, (3): 45-52
Wu Z X, *et al.* Risk analysis of portfolio by Copula-GARCH[J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2006, (3): 45-52

Generalized DCC Model and its Application to Chinese Stock Markets

ZHANG Qing,　CHENG Xi-jun,　CHEN Gong

(Department of Statistics and Finance, University of Science and Technology of China, Hefei 230026)

Abstract: The DCC (dynamic conditional correlation) model can describe the dynamic dependency structure for a large class of assets. In this paper, by introducing the Normal-Copula function, we relax the normal assumption on marginal distributions and generalize the model to the case of arbitrary marginal distributions. By applying this generalized model to Chinese stock market as the empirical study, the effectiveness of the propose model is verified.

Keywords: DCC model; Copula; VaR

Received: 08 May 2009.　**Accepted:** 06 Nov 2009.

Foundation item: The Program of Knowledge Innovation of Chinese Academy of Sciences (KJCX3-SYW-S02).